

排水機場ポンプ設備における予兆検知 AI モデルの作成について（第1報）

(国研) 土木研究所 正会員 ○平地 一典

(国研) 土木研究所 正会員 上野 仁士

(株) ニュージェック 正会員 八木 悟

1. 目的

河川に設置されている排水機場ポンプ設備は、洪水被害防止を目的に設置された極めて重要な社会基盤設備であり、豪雨や異常出水時には確実に稼働することが要求される。一方、近年、排水機場においては、設置後 40～50 年経過した設備も増加傾向にあり、老朽化の進行や気象の激甚化による稼働時間の増加等、故障頻度上昇の懸念があるが、設備の維持管理の担い手不足や熟練者の減少も相まって今後、設備の確実な稼働が懸念される状況にある。

そこで、この相反する状況下で効率的で確かな設備維持管理を行うため、土木研究所先端技術チームが中心となり、常用系設備で導入されている「状態監視保全」を「非常用設備」である排水機場ポンプ設備の維持管理において導入するための研究を進めている¹⁾。適切な状態監視保全を行うため、設備の定格運転時の正確な状態を把握することは非常に重要である。その為、常設センサを設置し実排水運転時の定格運転データを自動取得することで、設備の状態を時系列データで監視できる状態監視モニタリングシステムを構築し、取得した実排水運転時の膨大な時系列データを元に、機械学習等の AI により異常を検知できる AI 異常検知システムを試作した。本報告では、試作した AI 異常検知システムの知見を基に、設備が故障するまでの時間を見積り、故障時期を予測することが可能となる AI モデルによる予兆検知を検討したので報告する。

2. 設備の予兆検知 AI モデル

設備の故障時期を予測する予兆検知を行うには、設備の残存耐用年数 RUL (Remaining Useful Life) を推定することが重要であると考えた。現在、RUL の推定には計測データの記録状態に応じていくつかのモデルが推奨されている(図-1)が、対象としている排水機場ポンプ設備では、定期点検時の計測データがあり、機械

設備は時間軸に対して指数関数的に劣化が進行すると考えられ、メンテナンス時には RMS 等を閾値として故障の判断をしていることから指数劣化モデル (Exponential Degradation Model) での排水機場ポンプ設備の予兆検知の適用を検討した。モデル構築には、当初で排水機場の診断のため、数年にわたり計測を行い、正常データと異常データの蓄積がある S 排水機場の計測データを使用した。

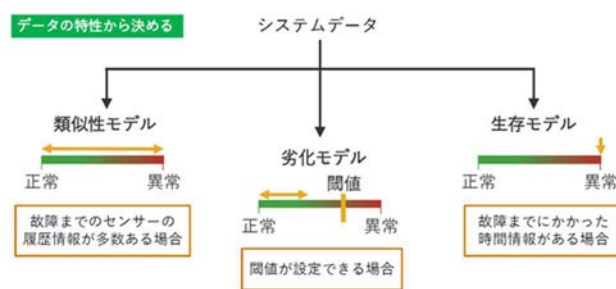


図-1 残存耐用年数 RUL の推定モデル

本検討の予兆検知で用いた AI モデルは、以下の数学モデルで定義され、過去の観測記録をもとに特徴量 15 種を抽出し、その特徴量をもとに機械学習を行い、各タイムステップ t で θ および β を更新 (つまり、指数劣化モデルを更新) して、故障推定を行うものとする。

$$h(t) = \phi + \theta \exp\left(\beta t + \varepsilon - \frac{\sigma^2}{2}\right)$$

ここで、 $h(t)$ は機器の状態指標を表す時間の関数 (健康インジケータ)、 t は時間、 ϕ は定数と見なされる切片項、 θ と β はモデルの勾配を決定する変数パラメータとなる。

本検討の AI モデルで用いた特徴量 15 種を表-1 に指数劣化モデルを作成する際には、この 15 種の特徴量のうち、時間軸との重要度、および時間軸との相関性が

キーワード 排水機場ポンプ設備、異常検知、AI、状態監視保全、予兆保全

連絡先 〒305-8516 茨城県つくば市南原 1-6 国立研究開発法人 土木研究所 先端技術チーム TEL029-879-6757

高い主成分（0.3 以上）を複数個抽出する。なお、指数劣化モデルとしては、特徴量を 1 種に限定し（例えば、異常レベル判定で用いた実効値のみを用いて推定することも可能である。

表-1 特徴量一覧

1. 波形の平均	2. 波形の標準偏差	3. 波形の歪度
4. 波形の尖度	5. 波形の最大最小値の差	6. 波形の実効値
7. 波形の波高率	8. 波形の波形率	9. 波形のインパルス係数
10. 波形のマージン係数	11. 波形の総エネルギー	12. スペクトル尖度平均値
13. スペクトル尖度標準偏差	14. スペクトル尖度歪度	15. スペクトル尖度の尖度

AI モデルを構築したデータは S 排水機場の主ポンプ軸振動（H23～H26）、原動機の振動加速度(H23～H25)を対象とした。S 排水機場では H25 に分解整備を実施したため、H25 を仮に異常データとし、正常データである H23,24 のデータを用いることで残存耐用年数を予測するモデル構築を試みた。

2. 予兆検知結果

予兆検知のモデル構築は、指数劣化モデルを基に、抽出した時間相関の高い特徴量を PCA 法により次元削減を行い、第一主成分と第二主成分により変数を決定しモデルの構築を行った。予兆検知結果を図 2～4 に示す。図-2 時刻歴波形より、原動機の加速度データは、経時的に振幅が大きくなり主成分の経時的变化も確認でき、指数劣化モデル（図-3）が構築可能であった。しかし、主軸の時刻歴波形（図-4）は振動データに経時的な変化は見られず、逆相関の応答を示し、モデルを構築することが困難であった。

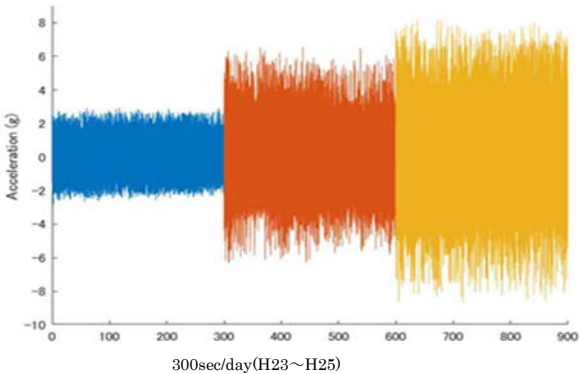


図-2 時刻歴波形（原動機）

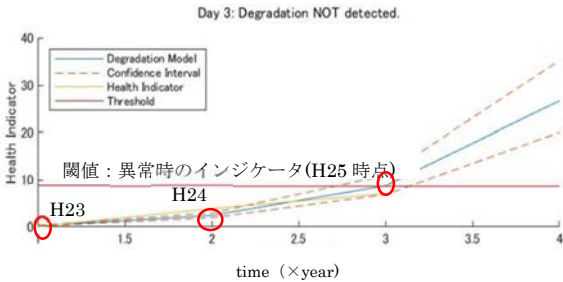


図-3 残存耐用年数(RUL)の推定結果

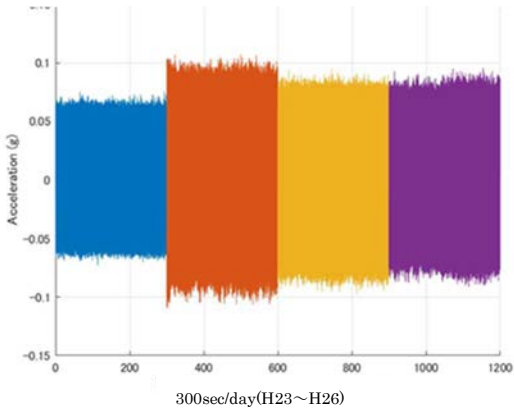


図-4 時刻歴波形（主軸）

3. まとめ

経時的に振幅値が大きくなり、特徴量としても経時的に増加する傾向が認められた原動機において、一定の条件では指数劣化モデル（RUL）を推定できることが分かった。しかし、本検討で使用した主軸の振動データのように経時的な変化が見られない場合は、モデルの構築は困難であった。指数劣化モデルは比較的計測データが豊富にある風力タービンなどの劣化予測で役立っているが、排水機場ポンプ設備においては、これまで時系列計測データや異常データの取得が困難であり、本検討での指数劣化モデルは、年点検時の少ない計測データをもとに統計処理を行っているため、ある一定の条件でのモデル構築となっている。今後、構築した予兆検知 AI モデルを実装に向け、状態監視モタリングシステムで得られる長期間における多数の時系列データを適用し、更に長期で精度の高い予測が可能なモデルの検証をする予定である。

4. 参考文献

1) 中島淳一, 梶田洋規, 藤野健一: 河川ポンプの多様な診断, 土木技術資料第 59 巻・第 8 号, 2018